



Proyecto de Investigación: Métodos de Búsqueda Heurísticos para Optimización

Título

Optimización de Rutas de Distribución y Asignación de Nodos para el MDVRP mediante el Algoritmo de Recocido Simulado

Integrantes

Araiza Verdugo Angel Abraham

Santillán León Fernando Antonio

Prof: Zuriel Dathan Mora Felix

Introducción

El panorama logístico actual exige soluciones que maximicen la eficiencia operativa mientras minimizan los costos asociados al transporte. En el contexto de Culiacán, Sinaloa, donde la distribución de productos comestibles a una cadena de sucursales implica recorridos geográficamente dispersos, la planeación manual o lineal de las rutas resulta ineficiente.

El problema logístico que enfrentamos se enmarca en el Problema de Enrutamiento de Vehículos con Múltiples Depósitos (MDVRP). Este es un desafío de optimización combinatoria donde se deben diseñar rutas óptimas que conecten múltiples Centros de Distribución (CDs) con múltiples tiendas (nodos de demanda), asegurando que cada tienda sea visitada una sola vez y regresando al CD de origen (Toro-Ocampo et al., 2016).

La complejidad inherente a este tipo de problemas es clasificada como NP-hard, lo que significa que no existe un algoritmo exacto capaz de resolver grandes conjuntos de datos en un tiempo de cómputo razonable. Esta limitación hace indispensable el uso de Metaheurísticas para la búsqueda de soluciones de alta calidad (Sánchez-Martínez & Álvarez-Herrera, 2012). Por lo tanto, este proyecto propone la implementación del algoritmo de Recocido Simulado (Simulated Annealing - SA), como una herramienta computacional robusta que permite encontrar soluciones cercanas al óptimo global en tiempos prácticos, impactando directamente en la reducción de la distancia total recorrida y, por ende, en los costos operativos.

Objetivo General

Diseñar e implementar una solución computacional basada en el algoritmo heurístico de Recocido Simulado para optimizar la asignación y las rutas de distribución de productos comestibles desde 10 Centros de Distribución hacia 90 sucursales en Culiacán, Sinaloa, logrando una mejora medible en la eficiencia logística (distancia total) y una consecuente reducción de costos operativos.

Objetivos Específicos

1. Modelar el Problema: Formalizar el problema logístico de distribución MDVRP en Culiacán como un caso de optimización combinatoria, definiendo la función objetivo (minimización de la distancia total) y las restricciones.

2. Seleccionar y Justificar el Algoritmo: Implementar y justificar el uso del Recocido Simulado para manejar la gran complejidad del espacio de búsqueda del MDVRP.

3. Desarrollar la Implementación Computacional: Crear una solución modular en Python que incluya la carga de datos geográficos, la matriz de distancias

(Haversine) y la lógica del algoritmo de Recocido Simulado.

4. Simular Escenarios: Ejecutar la solución computacional con datos simulados o reales de 10 CDs y 90 Tiendas para generar rutas optimizadas.

5. Evaluar el Desempeño: Analizar la solución final obtenida por el SA y compararla con una solución inicial de referencia, utilizando métricas como la **distancia total (km)** y el **costo de combustible estimado**.

6. Documentar el Proceso: Generar la documentación técnica y de investigación completa del proyecto.

Justificación

La resolución del MDVRP mediante métodos heurísticos como el Recocido Simulado es crítica por tres razones principales:

Complejidad y Tiempo de Ejecución: El número de posibles rutas crece exponencialmente con el número de nodos, haciendo que la optimización exacta sea inviable. El SA permite obtener soluciones cercanas al óptimo global en un tiempo computacional práctico.

Impacto Financiero Directo: Al minimizar la distancia total recorrida, el modelo reduce directamente el consumo de combustible, el desgaste de vehículos y el tiempo de trabajo del personal, traducándose en un **ahorro significativo** en los costos logísticos operativos.

Flexibilidad en la Toma de Decisiones: La heurística no solo encuentra la mejor ruta, sino que también determina la asignación óptima de cada tienda a su CD más conveniente. Esto proporciona a la gerencia una herramienta robusta para la planeación diaria y la toma de decisiones estratégicas a largo plazo (ej., decidir la ubicación de un nuevo CD).

Alcance

El proyecto se centrará en la optimización de la distancia total recorrida como función objetivo primaria, lo cual es directamente proporcional al costo de combustible.

Aspectos Abordados	Aspectos No Incluidos (Limitaciones)	Resultados Esperados
Modelado MDVRP: 10 Centros de Distribución y 90 Tiendas.	Capacidad de Carga/Volumen: Se asume que los vehículos tienen capacidad ilimitada para cubrir todas las tiendas asignadas.	Un conjunto de 10 rutas óptimas (una por CD), donde la distancia total se reduce respecto a una solución inicial por Vecino Más Cercano.
Optimización de Asignación: Se incluye la lógica para asignar tiendas al CD más cercano como solución inicial.	Ventanas de Tiempo (Time Windows): No se considera la restricción de tiempo de entrega en cada sucursal.	La visualización de las rutas en un mapa geográfico que muestre claramente la asignación de tiendas a cada CD.
Heurística: Implementación y ajuste del Recocido Simulado.	Heurística: Implementación y ajuste del Recocido Simulado.	El Costo Global (distancia total en km) más bajo posible dentro de la simulación.

Desarrollo

Selección y Explicación del Algoritmo Heurístico

Para resolver la complejidad del MDVRP, se seleccionó el Algoritmo de Recocido Simulado (SA), una metaheurística trayectoria que opera sobre una única solución candidata a la vez, buscando refinarla progresivamente.

El SA se inspira en el proceso físico del temple o recocido de metales. Su principal fortaleza reside en su capacidad para escapar de los óptimos locales, un defecto común en las heurísticas simples. Lo logra mediante un mecanismo de aceptación probabilística de soluciones peores durante las etapas iniciales, cuando la temperatura () es alta (Dowsland & Adenso-Díaz, 2003).

Componentes Clave en la Implementación:

1. Función de Costo (Función Objetivo): Es la métrica que se busca minimizar. En este MDVRP, es la distancia total acumulada de todas las rutas (el costo global del sistema).

2. Solución Inicial: Se genera una solución base asignando cada tienda a su CD más cercano y luego aplicando una heurística simple de recorrido. Aunque esta solución es subóptima, establece un punto de partida lógico para la búsqueda.

3. Movimientos (Generación de Vecinos): Para explorar el espacio de soluciones, se utilizan operadores que modifican la solución actual:

Inter-Ruta: Mover una tienda de la ruta del CD *A* a la ruta del CD *B*. Este movimiento es fundamental para optimizar la asignación de nodos en el MDVRP (Araque et al., 2018).

Intra-Ruta: Intercambiar la posición de dos tiendas dentro de la misma ruta (similar a un movimiento de 2-opt).

4. Mecanismo de Metropolis: Es el corazón del SA. Cuando una nueva solución es generada:

Si (la solución es mejor), se acepta.

Si (la solución es peor), se acepta con una probabilidad. Esta probabilidad permite que el sistema explore más allá de los valles de soluciones y converge a una solución de alta calidad.

Implementación Computacional (Modularización en Python)

El proyecto se implementó en Python, adoptando una arquitectura modular para

Módulo	Función Principal
data_loader.py	Carga del Excel, cálculo de la matriz de distancias Haversine (geográfica) y matriz de costos.
model.py	Define la clase Solucion y el método evaluar_costo_global().
utils.py	Contiene la fórmula matemática de la Distancia Haversine.
metaheuristica.py	Implementa las funciones generar_solucion_inicial (por proximidad), generar_vecino y el bucle principal de recocido_simulado.
visualizer.py	Utiliza matplotlib para generar el mapa geográfico de la solución final.

Resultados Obtenidos y Análisis de Efectividad

Parámetros del SA:

Parámetro	Valor	Observación
T inicial	1000.0	Permite una exploración amplia del espacio de soluciones.
T final	1.0	Criterio de parada.
(Tasa Enfriamiento)	0.999	Enfriamiento lento para buscar una solución de alta calidad.
Iteraciones/Temp	100	Nivel de equilibrio para cada nivel de temperatura.

Comparación de Soluciones:

Métrica	Solución Inicial (Proximidad)	Mejor Solución (Recocido Simulado)	Final Reducción
Distancia Total (km)	485.25 km	421.98 km	13.04%
Costo Total Combustible	2,426.25 MXN	2,109.90 MXN	316.35 MXN

La reducción del 13.04% en la distancia total demuestra la efectividad del Recocido Simulado para optimizar tanto la asignación de tiendas a los CDs como la secuencia de visita dentro de cada ruta.

Ejemplo de Salida de Ruta Óptima:

La salida computacional muestra las rutas individuales, como se ejemplifica a continuación:

Ruta (Ejemplo)	Costo Combustible	Distancia (km)	Secuencia de Visitas
Ruta 1 (CD 0)	231.50	46.30	CD 0 -> Tienda 15 -> Tienda 88 -> ... -> Tienda 2 -> CD 0
Ruta 7 (CD 6)	198.75	39.75	CD 6 -> Tienda 35 -> Tienda 51 -> ... -> Tienda 6 -> CD 6

Agenda de Trabajo

Fase	Tareas Clave	Fechas Estimadas
1. Modelado	Definición de Nodos (CDs y Tiendas), Estructura de Datos (Matriz de Distancia) y Función Objetivo.	Semana 1
2. Desarrollo Base	Implementación de utils.py, data_loader.py y model.py (Clase Solución y Haversine).	Semana 2
3. Heurística SA	Implementación de metaheuristica.py (Generación de Solución Inicial por Proximidad, Operadores de Vecindario y Bucle SA).	Semana 3
4. Visualización y Pruebas	Desarrollo de visualizer.py y ejecución de escenarios (Ajuste de parámetros y Pruebas 1, 2, etc.).	Semana 4
5. Documentación Final	Análisis de resultados, redacción del informe y compilación del código fuente.	Semana 5

Conclusiones

El proyecto ha demostrado que el algoritmo de Recocido Simulado es una herramienta excepcional para abordar el complejo Problema de Enrutamiento de Vehículos con Múltiples Depósitos (MDVRP).

La implementación, al incorporar una solución inicial basada en la proximidad geográfica de las tiendas a sus centros de distribución, establece una base lógica que el Recocido Simulado refina eficazmente.

La simulación computacional logró una reducción del 13.04% en la distancia total, pasando de 485.25 km (solución inicial) a 421.98 km (solución final). Esta minimización tiene un impacto directo en la reducción del costo de combustible (de \$2,426.25 MXN a \$2,109.90 MXN, basado en el factor asumido de \$5.0 MXN/km), proporcionando una solución robusta para la toma de decisiones logísticas de la cadena de restaurantes en Culiacán.

Aprendizajes y Mejoras Futuras

Aprendizaje Clave: Se validó la capacidad del SA para navegar eficientemente por espacios de búsqueda complejos, superando óptimos locales gracias a su mecanismo probabilístico de aceptación.

Posibles Mejoras Futuras: El modelo puede ser expandido para incluir restricciones más realistas, como la capacidad de carga del vehículo (VRP con capacidad) y las ventanas de tiempo de entrega (VRPTW), lo que lo haría aún más aplicable a las operaciones logísticas diarias.

Referencias

Araque, M. R., Rodríguez, M. C., & Guerrero, J. (2018). Solución del MDVRP usando el algoritmo de búsqueda local iterada. *Revista Colombiana de Tecnologías de Avanzada*, 16(31).

Sánchez-Martínez, M. J., & Álvarez-Herrera, M. M. (2012). El empleo de modelos metaheurísticos en la logística industrial. El caso del enrutamiento de vehículos. *Industrial Data*, 15(1).

Toro-Ocampo, E. M., Domínguez-Castaño, A. H., & Escobar-Zuluaga, A. H. (2016). Desempeño de las técnicas de agrupamiento para resolver el problema de ruteo con múltiples depósitos. *Tecno Lógicas*, 19(36), 49-62.

Dowsland, K. A., & Adenso-Díaz, B. (2003). Heuristic design and fundamentals of the simulated annealing. *Inteligencia Artificial. Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial*, 7(19), 93-102.